PERAMALAN PRODUKSI PADI DI KABUPATEN KAMPAR DENGAN METODE BOX-JENKINS

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada Jurusan Matematika

Oleh :

SITI KRISMIASARI

10754000228

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2012

PERAMALAN PRODUKSI PADI DI KABUPATEN KAMPAR DENGAN METODE BOX-JENKINS

SITI KRISMIASARI
10754000228

Tanggal Sidang : 27 Juni 2012
Tanggal Wisuda : November 2012

Jurusan Matematika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. HR. Soebrantas No. 155 Pekanbaru

ABSTRAK

Tanaman padi merupakan tanaman penghasil beras yang menjadi sumber karbohidrat, lemak, protein, mineral dan serat kasar bagi tubuh. Tanaman padi dijadikan sebagai makanan pokok bagi berbagai lapisan masyarakat terutama masyarakat Kabupaten Kampar. Tujuan tugas akhir ini yaitu untuk meramalkan jumlah produksi padi di Kabupaten Kampar pada tahun yang akan datang, karena produksi padi setiap tahunnya mengalami perubahan. Metode yang digunakan dalam peramalan ini adalah metode Box-Jenkins dengan menggunakan data sebanyak 51 periode dari tahun 1995 sampai dengan 2011. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model ARIMA(2,1,2) adalah model yang sesuai untuk peramalan produksi padi. Berdasarkan model tersebut, diperoleh hasil peramalan produksi padi dari tahun 2012 sampai tahun 2013 mengalami turun naik setiap periodenya.

Kata kunci : ARIMA(2,1,2), Box-Jenkins, produksi padi,.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum wr.wb

Alhamdulillahirabbil'alamin, puji syukur penulis ucapkan kehadirat Allah SWT atas segala karunia dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan judul **"Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Kampar dengan Metode Box-Jenkins".** Penulisan tugas akhir ini merupakan salah satu syarat kelulusan tingkat sarjana pada Jurusan Matematika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Pekanbaru. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan kita Rasulullah Muhammad SAW, karena jasa beliau yang telah membawa manusia dari zaman kebodohan ke zaman yang penuh ilmu pengetahuan seperti sekarang ini. Mudah-mudahan kita semua selalu mendapat syafa'at dan dalam lindungan Allah SWT, amin.

Selanjutnya ucapan terimakasih Buat Ayahanda (M. Alwi) dan Ibunda (Refdinar) tercinta, yang telah membesarkan penulis dengan penuh kasih sayang, dan selalu mendo'akan untuk kesuksesan penulis serta memberikan dukungan baik secara moril maupun materil yang tak pernah dapat penulis hitung jumlahnya, selanjutnya buat abang Heri, kakak, adik yang memberikan semangat dan motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Selanjutnya ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. H. M. Nazir selaku Rektor UIN SUSKA RIAU.
2. Ibu Dra. Hj. Yenita Morena, M.Si selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Ibu Sri Basriati, M.Sc selaku Ketua Jurusan Matematika dan sekaligus Penguji Tugas Akhir ini.
4. Ibu Ari Pani Desvina, M.Sc selaku Sekretaris Jurusan Matematika dan sekaligus pembimbing yang telah banyak membimbing, mengarahkan dan membantu dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Ibu Rahmadeni, M.Si selaku Penguji Tugas Akhir ini.
6. Ibu Fitri Aryani, M.Sc selaku Koordinator Tugas Akhir ini.
7. Semua dosen Jurusan Matematika yang telah ikhlas memberikan ilmu, nasehat serta bimbingannya selama ini kepada penulis.

8. Seluruh pihak yang telah memberikan motivasi dan semangat dalam proses penulisan tugas akhir ini sampai selesai yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga semua kebaikan yang telah mereka berikan kepada penulis menjadi amal kebaikan dan mendapat balasan yang setimpal dari ALLAH SWT, Amin. Dalam penyusunan tugas akhir ini penulis telah berusaha semaksimal mungkin, walupun demikian tidak menutup kemungkinan adanya kesalahan dan kekurangan baik dalam penulisan maupun dalam penyajian materi. Untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran dari berbagai pihak demi kesempurnaan tugas akhir ini.

Pekanbaru, 27 Juni 2012
Penulis

Siti Krismiasari

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Tanaman padi (*Oryza sativa* L.) merupakan tanaman penghasil beras yang menjadi sumber karbohidrat sebesar 84,83 %, lemak 2,20%, protein 9,78% mineral 2,09% dan serat kasar 1,10% bagi tubuh manusia. Tanaman padi dijadikan sebagai makanan pokok bagi berbagai lapisan masyarakat di Indonesia, khususnya bagi penduduk Kabupaten Kampar (Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan, 2006).

Gambar 1.1 Tanaman Padi

Sejalan dengan pertumbuhan penduduk dan pesatnya pembangunan diberbagai bidang, lahan produksi padi di Kabupaten Kampar beralih fungsi dari lahan pertanian menjadi non pertanian. Alih fungsi lahan tersebut sangat berpengaruh pada hasil produksi tanaman padi. Semakin berkurangnya jumlah lahan maka semakin berkurang pula produksi padi yang dihasilkan (Badan Pusat Statistik, 2010).

Hasil produksi padi dari dalam negeri terutama di Kabupaten Kampar belum memenuhi kebutuhan, karena setiap tahun produksi padi mengalami perubahan. Hal ini bukan berarti kita tidak mampu untuk meningkatkan hasil pertanian, justru karena itu kita harus meningkatkan segala daya dan upaya agar produksi padi di negara kita semakin melimpah. Mengatasi masalah tersebut pemerintah dan para petani harus bekerja sama untuk meningkatkan hasil produksi dan mutu yaitu dengan cara penggunaan benih varietas unggul. Apabila informasi tentang kemungkinan produksi padi dapat diketahui lebih awal, maka dampak negatif yang akan ditimbulkan oleh kejadian tersebut dapat dihindari.

Penelitian yang terkait dalam peramalan produksi pernah dilakukan oleh penelitian sebelumnya yang studi kususnya berbeda-beda diantaranya Sri Rahayu Tahun 2006 yang mengaplikasikan model ARIMA dan BOOTSTRAP untuk meramalkan produksi jagung di Jawa Tengah dengan menghasilkan model ARIMA(2,1,0) dan Istiqomah yang meramalkan Produksi gula PT. Perkebunan Nusantara IX yang menghasilkan model ARIMA(2,2,1).

Berdasarkan latar belakang di atas, maka penulis tertarik untuk meramalkan produksi padi di Kabupaten Kampar dengan menggunakan metode peramalan. Metode peramalan yang digunakan berdasarkan karakteristik atau ciri pola dari data yang telah diperoleh. Untuk itu, penulis tertarik untuk meramalkan produksi padi di Kabupaten Kampar dalam bentuk penelitian yang berjudul **"Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Kampar dengan Metode Box-Jenkins"**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang tersebut, maka penulis dapat merumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengaplikasikan metode Box-Jenkins untuk meramalkan produksi padi di Kabupaten Kampar.
2. Bagaimana hasil peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar pada waktu yang akan datang dengan menggunakan model peramalan terbaik.

1.3 Batasan Masalah

Supaya pembahasan dalam masalah ini tercapai, maka perlu adanya batasan masalah yaitu:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data produksi padi di Kabupaten Kampar mulai dari tahun 1995 sampai dengan tahun 2011.
2. Metode yang digunakan adalah metode Box-Jenkins yang stasioner dan nonstasioner.

3. Model yang akan dibuat difokuskan hanya untuk peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar.
4. Data yang akan diramalkan dari tahun 2012 sampai dengan 2013.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian dalam tugas akhir ini adalah:

1. Dapat menerapkan metode Box-Jenkins untuk memodelkan data produksi padi di Kabupaten Kampar.
2. Memperoleh hasil peramalan produksi padi pada waktu yang akan datang dengan menggunakan model peramalan terbaik untuk data produksi padi.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dalam penelitian ini adalah:

1. Bagi Penulis

   Memberi tambahan ilmu pengetahuan tentang metode Box-Jenkins, dan mampu menerapkan untuk meramalkan produksi padi di Kabupaten Kampar.
2. Bagi Lembaga pendidikan

   Memberikan informasi kepada pembaca tantang peramalan dengan metode Box-Jenkins dan juga sebagai bahan referensi bagi yang membutuhkan.
3. Bagi Perusahaan atau instansi

   Bagi Badan Pusat Statistik Provinsi Riau dapat memberikan informasi peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar pada waktu yang akan datang dengan menggunakan model peramalan terbaik. Sehingga memudahkan pihak membuat sebuah rencana untuk masa depan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tugas akhir ini mencakup lima bab yaitu:

BAB I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II Landasan Teori

Bab ini menjelaskan tentang produksi padi, peramalan, metode runtun waktu, data yang stasioner dan stasioner dan tahap-tahap dalam metode Box-Jenkins.

BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini berisikan prosedur atau langkah-langkah untuk pembentukan model peramalan data produksi padi di Kabupaten Kampar dengan menggunakan metode Box-Jenkins.

BAB IV Analisis dan Pembahasan

Bab ini membahas tentang hasil produksi yang diperoleh dari pemodelan data produksi padi di Kabupaten Kampar dengan analisa yang lengkap berdasarkan metode Box-Jenkins.

BAB V Penutup

Bab ini berisikan tentang kesimpulan dan saran.

BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 Produksi Padi

Produksi yaitu kegiatan untuk menghasilkan barang yang bermanfaat, dengan kata lain produksi adalah segala usaha manusia yang secara langsung maupun tidak langsung untuk menghasilkan barang dan jasa atau memberikan manfaat barang tersebut untuk memenuhi kebutuhan manusia. Produksi juga dimaksudkan untuk menghasilkan barang-barang yang segera dapat digunakan untuk memenuhi kebutuhan konsumen (Istiqomah, 2006).

Padi merupakan tanaman yang membutuhkan air cukup banyak, yang berasal dari golongan rumput-rumputan. Tanaman padi setelah diolah, akan menghasilkan beras yang merupakan makanan pokok sebagian besar penduduk Indonesia terutama masyarakat Kabupaten Kampar. Selain diolah menjadi beras, tanaman padi juga bisa diolah menjadi produk kebutuhan dalam rumah tangga seperti tepung (Sugeng, 1992).

Menurut Badan Pusat Statistika (BPS) provinsi Riau, produksi padi di Kabupaten Kampar tahun 2010 mencapai 50.651 meningkat dibandingkan dengan produksi padi tahun 2009 yang produksinya sebanyak 44.879. Peningkatan produksi padi tahun 2010 disebabkan karena meningkatnya luas panen sebesar 1.147 hektar seiring dengan peningkatan produktivitasnya sebesar 1.34 kuintal/hektar (Badan Pusat Statistik, 2010).

2.2 Peramalan

Peramalan adalah perkiraan atau prediksi mengenai sesuatu yang belum terjadi pada waktu yang akan datang. Pendapatan perkapita, jumlah penduduk, produksi, dan sebagainya selalu berubah-ubah. Perubahan ini dipengaruhi oleh faktor-faktor yang sangat kompleks. Misalnya penghasilan keluarga, tenaga kerja, kebudayaan masyarakat, lahan dan sebagainya. Perubahan tersebut sulit untuk ditentukan sebelumnya secara pasti. Oleh karena itu perlu adanya peramalan, dengan kata lain peramalan bertujuan untuk mendapatkan ramalan pada waktu yang akan datang dengan sedikitnya kesalahan dalam meramal (Subagyo, 1986).

Perekonomian suatu perusahaan atau suatu masyarakat, harus sering melakukan peramalan mengenai keadaan masyarakat atau perusahaan tersebut pada waktu yang akan datang. Misalnya jika pemerintah atau negara ingin menjadikan negaranya atau provinsinya dalam penghasil produksi padi terbesar, maka harus diramalkan terlebih dahulu berapa jumlah penduduk pada tahun yang akan datang, berapa produksi padi pada tahun yang akan datang, berapa luas lahan dapat dipakai untuk penghasilan padi dan faktor-faktor lainnya (Istiqomah, 2006).

Ramalan adalah perkiraan apa yang akan terjadi pada waktu yang akan datang. Sedangkan rencana, adalah sesuatu yang akan dilakukan pada waktu yang akan datang. Dengan sendirinya terjadi perbedaan antara ramalan dengan rencana (Subagyo, 1986).

2.3 Metode Runtun Waktu

Metode runtun waktu merupakan peramalan pada waktu yang akan datang yang berusaha meramalkan masa depan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Metode runtun waktu ini berupa data harian, mingguan, bulanan dan lainnya (Santoso, 2009; Efendi, 2010).

Peramalan dengan menggunakan metode runtun waktu dapat dilakukan jika terdapat tiga kondisi, yaitu:

1. Tersedia informasi tentang masa lalu.
2. Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa mendatang.
3. Informasi tersebut dapat dikuntitatifkan dalam bentuk data numerik.

Data runtun waktu merupakan suatu data kejadian masa lalu dan digunakan untuk meramal masa depan, artinya kita berharap masa depan lebih jelas dengan keterangan yang ada pada masa lalu (Nachrowi, 2004).

Faktor-faktor yang mempengaruhi dalam analisis data runtun waktu yaitu keakuratan dari data-data yang diperoleh serta waktu dari data tersebut dikumpulkan. Semakin banyak data terkumpul, maka akan semakin baik pula estimasi yang akan diperoleh, dan sebaliknya semakin sedikit data yang diperoleh maka semakin jelek pula hasil estimasinya (Saleh, 2004).

2.4 Model Data yang Stasioner

Data stasioner adalah data yang bersifat stabil atau data yang dimana rata-rata nilainya tidak berubah dari waktu ke waktu. Data Stasioner juga bisa dilihat dengan ciri-ciri rata-rata dan varians data konstan sepanjang waktu (Santoso, 2009).

Model- model data yang stasioner yaitu:

a. Model *Autoregressive* atau AR(*p*)

AR(*p*) adalah model yang paling dasar untuk proses stasioner dengan ordo *p* atau derajat *p* dari model AR (Efendi, 2010;Santoso, 2009).

Secara umum model AR(*p*) mempunyai bentuk:

$$X_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 X_{t-1} + \emptyset_2 X_{t-2} + \cdots + \emptyset_p X_{t-p} + a_t \tag{2.1}$$

dimana:

X_t adalah data pada periode $t; t = 1,2,3, \dots, n$

X_{t-i} adalah data pada periode $t - i; i = 1,2,3, \dots, p$

$\emptyset_0$ adalah suatu konstanta

$\emptyset_i$ adalah koefisien AR ke- $i; i = 1,2,3, \dots, p$

a_t adalah *error* pada periode *t*

Contoh model *Autoregressive* tingkat 2 (AR(2)) yaitu:

$$X_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 X_{t-1} + \emptyset_2 X_{t-2} + a_t \tag{2.2}$$

dengan:

X_t adalah data pada periode $t, t = 1,2,3, \dots, n$

X_{t-i} adalah data pada periode $t - i; i = 1,2$

$\emptyset_0$ adalah suatu konstanta

$\emptyset_1$ adalah koefisien AR ke-1

$\emptyset_2$ adalah koefisien AR ke-2

a_t adalah *error* pada periode *t*

Model *autoregressive* tingkat 3 dan seterusnya hingga AR(*p*), dapat diteruskan dengan mengikuti model umum AR(*p*) di atas pada Persamaan (2.1).

b. Model *Moving Average* atau MA (*q*)

Bentuk umum dari moving average tingkat *q* atau MA(*q*) yaitu:

$$X_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{2.3}$$

dengan:

X_t adalah data pada periode $t, t = 1,2,3, \ldots, n$

θ_0 adalah suatu konstanta

θ_j adalah koefisien MA ke-$j; j = 1,2,3, \ldots, q$

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j; j = 1,2,3, \ldots, q$

Contoh Model *Moving Average* tingkat 2 (MA(2)) yaitu:

$$X_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.4)$$

dengan:

X_t adalah data pada periode $t, t = 1,2,3, \ldots, n$

θ_0 adalah suatu konstanta

θ_1 adalah koefisien MA ke-1

θ_2 adalah koefisien MA ke-2

a_t adalah *error* pada periode t

a_{t-1} adalah *error* pada periode $t - 1$

a_{t-2} adalah *error* pada periode $t - 2$

Model *moving average* tingkat 3 dan seterusnya hingga MA(q), dapat diteruskan dengan mengikuti model umum MA(q) di atas pada Persamaan (2.3).

c. Model *Autoregressive* dan *Moving Average* ((ARMA)(p,q)) atau Campuran

Model ARMA(p,q) merupakan gabungan dari model AR(p) dan MA(q), bentuk umumnya adalah:

$$X_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 X_{t-1} + \cdots + \emptyset_p X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

dengan:

X_t adalah data pada periode $t, t = 1,2,3, \ldots, n$

X_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$

X_{t-i} adalah data pada periode $t - i; i = 1,2,3, \ldots, p$

$\emptyset_0$ adalah suatu konstanta

$\emptyset_i$ adalah koefisien AR ke-$i; i = 1,2,3, \ldots, p$

a_t adalah *error* pada periode t

θ_j adalah koefisien MA ke-$j; j = 1,2,3, \ldots, q$

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j; j = 1,2,3, \dots, q$

Contoh Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA(1,2)) yaitu:

$$X_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 X_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad (2.6)$$

dengan:

X_t adalah data pada periode $t, t = 1,2,3, \dots, n$

X_{t-1} adalah data pada periode $t - 1$

$\emptyset_0$ adalah suatu konstanta

$\emptyset_1$ adalah koefisien AR ke-1

a_t adalah *error* pada periode *t*

θ_1 adalah koefisien MA ke-1

a_{t-j} adalah *error* pada periode $t - j; j = 1,2$

Model *autoregressive moving average* selanjutnya dapat dilanjutkan dengan mengikuti bentuk umum ARMA(*p*,*q*) pada Persamaan (2.5).

2.5 Model Data yang Non Stasioner

Data non stasioner lebih banyak ditemukan dalam kehidupan sehari-hari dari pada data yang stasioner. Model data yang tidak stasioner yaitu model ARIMA yang merupakan singkatan dari *Autoregressive Integrated Moving Average*. Model ini terdiri dari dua model, model *Autoregresi* dan *Moving Average* yang pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada Tahun 1970. Secara umum, model ARIMA dapat ditulis dengan notasi ARIMA(*p.d.q*), dengan *p* adalah derajat proses autoregresi(AR), *d* adalah diferencing, dan *q* adalah derajat proses moving average (MA). Bentuk umum model ARIMA(*p,d,q*) yaitu (Nachrowi, 2004; Efendi, 2010):

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \phi_0 + \theta(B) a_t, \quad (2.7)$$

dengan

$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$, $(1-B)^d = differencing$ tingkat d dan $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$

Bentuk umum model ARIMA pada Persamaan (2.7) dapat dibentuk kedalam model matematis berikut:

$$X_t = \emptyset_0 + (1 + \emptyset_1)X_{t-1} + (\emptyset_2 - \emptyset_1)X_{t-2} + \cdots + (\emptyset_p - \emptyset_{p-1})X_{t-p} - \emptyset_p X_{t-p-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.8)$$

dengan:

X_t adalah data pada periode t, t = 1,2,3,…,n

X_{t-i} adalah data pada periode $t - i; i = 1,2,3, \ldots, p$

a_t adalah *error* pada periode t

$\emptyset_0$ adalah suatu konstanta

$\emptyset_i$ adalah koefisien AR ke- $i; i = 1,2,3, \ldots, p$

θ_j adalah koefisien MA ke- $j; j = 1,2,3, \ldots, q$

Contoh Model ARIMA (0,1,1) yaitu:

$$X_t = \theta_0 + X_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.9)$$

dengan:

X_t adalah data pada periode t, t = 1,2,3,…,n

X_{t-1} adalah data pada periode t -1

a_t adalah *error* pada periode t

θ_0 adalah koefisien suatu konstanta

θ_1 adalah koefisien MA ke-1

Model ARIMA selanjutnya mengikuti bentuk model matematis model ARIMA di atas, pada Persamaan (2.8).

2.6 Tahap-Tahap dalam Metode Box-Jenkins

Tahap-tahap pembentukan model peramalan dengan menggunakan metode Box-Jenkins adalah sebagai berikut:

a. Identifikasi model

Identifikasi model ini dilakukan untuk mengetahui kestasioneran pada data dan untuk memilih model sementara yang akan digunakan seperti model AR, MA, ARMA dan ARIMA. Data dikatakan stasioner apabila data mempunyai ciri-ciri rata-rata dan varians data konstan sepanjang waktu. Apabila data yang didapat non stasioner maka data tersebut perlu dilakukan *differencing* untuk mendapatkan model data yang stasioner. *Differencing* yaitu selisih antara data tertentu dengan data sebelumnya. Secara matematis *differencing* berorde satu mempunyai bentuk:

$$\Delta X_t = X_t - X_{t-1} \tag{2.10}$$

dengan:

ΔX_t adalah selisih data orde satu

X_t adalah data pada waktu *t*

X_{t-1} adalah data pada waktu *t*-1

Tahap dalam identifikasi model peramalan ini yaitu dengan melihat plot data aktual. Apabila data belum stasioner, sehingga untuk mendapatkan data yang stasioner maka diperlukan *differencing*. Selanjutnya tahap dalam identifikasi model dengan menggunakan pasangan *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF). Model AR(*p*), grafik ACF turun secara sinus, sedangkan grafik PACF terpotong pada lag tertentu. Model MA(*q*), grafik PACF turun secara sinus, sedangkan grafik ACF terpotong pada lag tertentu. Sedangkan model ARMA(*p*,*q*), grafik ACF dan PACF nya turun secara sinus (Efendi , 2010).

Stasioner atau nonstasioner suatu data selain dengan melihat pasangan ACF dan PACF, untuk menentukan lebih pastinya dapat diuji dengan beberapa uji statistik yaitu uji *unit root*. Uji *unit root* yang digunakan yaitu:

1. *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) *Unit Root Test*

Uji ADF adalah pengembangan versi pengujian Dickey Fuller (DF) yang merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau naostasioner. Uji ini dilakukan dengan menggunakan persamaan (Zivot, 2005):

$$\Delta X_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1} + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.11}$$

dimana:

α_i adalah parameter $(i = 1, \dots, n)$

t adalah waktu tren *variable*

ε adalah galat

dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Data *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak *unit root* (data stasioner)

Kriteria penolakan H_0 jika $P - value < \alpha$ dan jika $P - value > \alpha$ maka terima H_0. Terima atau tolak H_0 dilihat juga dari nilai kritik Mackinnon, jika nilai mutlak dari kritik Mackinnon < nilai mutlak statistik *t* maka tolak H_0 dan nilai mutlak dari kritik Mackinnon > nilai mutlak statistik *t* maka terima H_0.

2. *Phillips-Perron* (PP) *Unit Root Test*

Uji *Phillips-Perron* ini juga merupakan uji untuk menentukan data itu stasioner atau nonstasioner yang diperkenalkan oleh Philips and Perron. Persamaan uji ini adalah (Zivot, 2005):

$$\Delta X_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2.12}$$

dimana:

α_0 adalah parameter

t adalah waktu tren *variable*

ε adalah *error*

dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Data merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data tidak *unit root* (data stasioner)

Kriteria dari uji *Phillips-Perron* sama dengan kriteria dari uji ADF yaitu penolakan H_0 jika $P - value < \alpha$ dan jika $P - value > \alpha$ maka terima H_0. Terima atau tolak H_0 dilihat juga dari nilai kritik Mackinnon, jika nilai mutlak dari kritik Mackinnon < nilai mutlak dari statistik *t* maka tolak H_0 dan nilai mutlak dari kritik Mackinnon > nilai mutlak statistik *t* maka terima H_0.

3. *The Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, and Shin* (KPSS) *Unit Root Test*

Uji KPSS juga dapat digunakan untuk menguji suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Persamaan uji ini adalah (Zivot, 2005):

$$X_t = \alpha_0 + \varepsilon_t \tag{2.13}$$

dimana:

α_0 adalah parameter

t adalah waktu tren *variable*

ε adalah *error*

dengan hipotesis:

H_0 : Data tidak *unit root* (data stasioner)

H_1 : Data merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

Uji KPSS ini melihat data stasioner atau nonstasioner dilihat hanya dari perbandingan nilai kritik Mackinnon dengan nilai mutlak dari statistik *t* , apabila nilai mutlak dari kritik Mackinnon > nilai mutlak dari statistik *t* maka terima H_0 dan begitu juga sebaliknya, jika nilai mutlak dari kritik Mackinnon < nilai mutlak dari statistik *t* maka tolak H_0.

b. Estimasi Parameter dalam Model

Setelah model sementara didapatkan dengan identifikasi model, tahap selanjutnya mencari estimasi terbaik untuk parameter dalam model. Estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Metode kuadrat terkecil merupakan suatu metode dalam regresi linier sederhana yang kegunaannya untuk mencari parmeter yang terbaik dalam model dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Jumlah kuadrat *error* untuk persamaan model dalam metode Box-Jenkins tingkat satu ini analog dengan persamaan kuadrat *error* regresi linier sederhana. Persamaan regresi linier sederhana yaitu (Sembiring, 1995):

$$\hat{y}_i = \alpha + \beta x_i, i = 1, 2, \dots, n \tag{2.14}$$

dengan persamaan kuadrat error:

$$J = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{2.15}$$

Misalnya untuk model MA(1), grafik PACF turun secara sinus dan grafik ACFnya memotong pada lag 1 yang memiliki model $\hat{X}_t = \theta_0 - \theta_1 a_{t-1}$, untuk mengestimasi parameter dalam model tersebut menggantikan e_i dengan a_t, y_i dengan X_t, α dengan θ_0, β dengan θ_1 dan x_i dengan a_{t-1}, maka Persamaan (2.15) menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^{n} a_t^2 = \sum_{t=1}^{n} (X_t - \hat{X}_t)^2 \tag{2.16}$$

Subtitusikan Persamaan (2.16) ke model MA(1), maka jumlah kuadrat *error* menjadi:

$$J = \sum_{t=1}^{n} a_t^2 = \sum_{t=1}^{n} (X_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})^2 \tag{2.17}$$

Selanjutnya meminimumkan kuadrat error, meminimumkan Persamaan (2.17) dengan cara menurunkan terhadap θ_0 dan θ_1.

Persamaan (2.17) diturunkan terhadap θ_0:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = 0$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_0} = \frac{\partial}{\partial \theta_0} \sum_{t=1}^{n} (X_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})^2 = 0$$

$$2 \sum_{t=1}^{n} (X_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})(-1) \qquad = 0$$

$$\sum_{t=1}^{n} X_t + \theta_1 \sum_{t=1}^{n} a_{t-1} \qquad = n\theta_0$$

$$\sum_{t=1}^{n} \frac{X_t}{n} + \theta_1 \sum_{t=1}^{n} \frac{a_{t-1}}{n} \qquad = \theta_0$$

Berdasarkan turunan di atas maka diperoleh koefisien θ_0 untuk MA yaitu:

$$\theta_0 = \overline{X_t} + \theta_1 \overline{a_{t-1}} \, . \tag{2.18}$$

Selanjutnya Persamaan (2.17) diturunkan terhadap θ_1:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_1} = 0$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_1} = \frac{\partial}{\partial \theta_1} \sum_{t=1}^{n} (X_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})^2 \qquad = 0$$

$$2 \sum_{t=1}^{n} (X_t - \theta_0 + \theta_1 a_{t-1})\,(a_{t-1}) \qquad = 0$$

$$\sum_{t=1}^{n} X_t a_{t-1} - \theta_0 \sum_{t=1}^{n} a_{t-1} + \sum_{t=1}^{n} \theta_1 a_{t-1} a_{t-1} = 0$$

Subtitusikan koefisien θ_0 yang terdapat pada Persamaan (2.18), dan diperoleh koefisien θ_1 untuk MA yaitu:

$$\theta_1 = \frac{\sum_{t=1}^{n} X_t a_{t-1} - \left(\sum_{t=1}^{n} X_t\right) \frac{\left(\sum_{t=1}^{n} a_{t-1}\right)}{n}}{\left(-\sum_{t=1}^{n} a_{t-1}^2\right) + \frac{\left(\sum_{t=1}^{n} a_{t-1}\right)^2}{n}} \tag{2.19}$$

Setelah parameter didapat, selanjutnya diuji signifikan parameter tersebut dalam model dengan cara membandingkan nilai *P-value* dengan level toleransi (α), α yang digunakan dalam penelitian ini adalah 5% dengan hipotesis:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 jika $P - value < \alpha$. Parameter dikatakan signifikan dalam model dengan kriteria penolakan H_0 dengan membandingkan $P - value < \alpha$.

c. Verifikasi Model

Tahap selanjutnya setelah estimasi parameter yaitu verifikasi model. Tahap ini dilakukan untuk menguji kelayakan model. Ada tiga uji yang dilakukan yaitu uji indenpendensi, uji kenormalan *residual* dan uji AIC dan SC.

1. Uji Independensi *Residual*

Uji yang digunakan pada indenpendensi *residual* ini menggunakan pasangan plot ACF dan PACF yang dihasilkan model. Jika *residual*nya tidak berkorelasi (independen) maka model layak digunakan dalam peramalan. Selain dengan menggunakan plot ACF dan PACF *residual*, independensi *residual* dapat juga dilihat pada kerandoman *residual*. Kerandoman *residual* didapat dengan membandingkan nilai $P - value$ pada pengeluaran proses *Ljung Box Pierce* dengan selang kepercayaan yang digunakan dalam uji hipotesis (Iriawan, 2006):

H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengukuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 yaitu jika $P - value < \alpha$.

2. Uji Kenormalan *Residual*

Tahap verifikasi selanjutnya menggunakan uji kenormalan *residual*. Uji kenormalan *residual* yaitu dengan melihat histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram *residual* telah mengikuti pola kurva normal, maka model telah memenuhi asumsi kenormalan sehingga layak digunakan untuk peramalan pada waktu yang akan datang.

3. Uji AIC dan SC

Uji AIC (*Akakike Information Criterion)* dan SC (*Schwarz Information Criterion*) merupakan uji untuk mengukur kebaikan model apabila model yang diperoleh lebih dari satu, dengan membandingkan nilai AIC dan SC kedua model. Model layak digunakan dengan melihat nilai AIC dan SC yang terkecil. Rumus umumnya yaitu (Widarjono, 2009):

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{RSS}{n} \tag{2.20}$$

$$SC = n^{\frac{2k}{n}} \frac{RSS}{n} \tag{2.21}$$

dengan:

k adalah jumlah parameter

n adalah jumlah oservasi

RSS adalah residual sum of squares

d. Tahap Peramalan

Setelah memperoleh model yang terbaik dari verifikasi, selanjutnya akan dilakukan tahap peramalan. Sebelum memperoleh hasil peramalan untuk bulan selanjutnya akan dilakukan proses peramalan pada *training*, *testing* dan kemudian peramalan.

1. *Training*

Peramalan *training* ini menggunakan data aktual. Bentuk umum persamaan peramalan dapat ditulis sebagai berikut misal pada model MA(1) :

$$\hat{X}_2 = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} \tag{2.22}$$

2. *Testing*

Peramalan *testing* ini tanpa menggunakan unsur data aktual tetapi menggunakan hasil peramalan pada data *training*.

Misal pada model MA(1), bentuk umum persamaan peramalan pada data *testing* yaitu:

$$\hat{X}_t = \theta_0 + a_t - \theta_1 a_{t-1} \tag{2.23}$$

dengan:

a_{t-1} adalah *error* hasil peramalan terakhir pada data *training*.

3. Peramalan

Model untuk tahap peramalan ini sama dengan model matematis data *testing* pada Persamaan (2.23), tetapi a_{t-1} adalah *error* terakhir hasil peramalan pada data *testing*.

4. Kebaikan Model Peramalan

Model yang diperoleh digunakan untuk meramalkan data pada periode yang akan datang. Menilai baik atau buruknya model dapat dihitung dengan menggunakan koefisien determinasi (R^2), dengan rumus (Sembiring, 2003) :

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}_t - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^{n}(x_t - \bar{x})^2} \tag{2.24}$$

dengan :

R^2 adalah koefisien determinasi

x_t adalah data aktual pada waktu t

$\hat{x}_t$ adalah data hasil peramalan pada waktu t

$\bar{x}$ adalah rata-rata dari data aktual

Makin dekat nilai R^2 dengan 1 maka makin baik kecocokan data dengan model, sebaliknya makin dekat nilai R^2 dengan 0 maka makin jelek model yang diperoleh. R^2 biasanya dibentuk dalam persen.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Sumber Data

a. Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data runtun waktu produksi padi di Kabupaten Kampar selama 17 tahun mulai tahun 1995 sampai tahun 2011 dengan pengambilan data perempat bulan.

b. Sumber Data

Sumber data dalam penelitian ini adalah data yang berasal dari Badan Pusat Statistik Provinsi Riau.

3.2 Metode Analisis Data

Metode analisis data yang digunakan penulis dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan salah satu metode runtun waktu (*time series*) yaitu metode Box-Jenkins yang stasioner atau yang nonstasioner. Model yang stasioner yaitu *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA) dan *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan model yang nonstasioner yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software* seperti *Minitab* dan *Eviews.*

3.3 Prosedur Pembentukan Model Peramalan

Langkah-langkah pembentukan model peramalan dengan menggunakan metode Box Jenkins dilakukan dengan empat tahap yaitu identifikasi model, estimasi parameter dalam model, verifikasi model kemudian peramalan dengan model yang diperoleh.

a. Identifikasi Model

Tahap ini yaitu untuk mencari model sementara dari data, dengan membuat plot data asli, pembuatan grafik fungsi autokorelasi (ACF) dan pembuatan grafik fungsi autokorelasi parsial (PACF) dan uji *unit root*.

b. Estimasi Parameter dalam Model

Setelah model sementara didapat dengan cara identifikasi data, selanjutnya mencari parameter dalam model dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Kemudian dilihat apakah parameter tersebut signifikan terhadap model atau tidak. Suatu parameter dikatakan signifikan dalam model jika nilai $P - value < \alpha$. Pada penelitian ini level toleransi (α) yang digunakan adalah 5%.

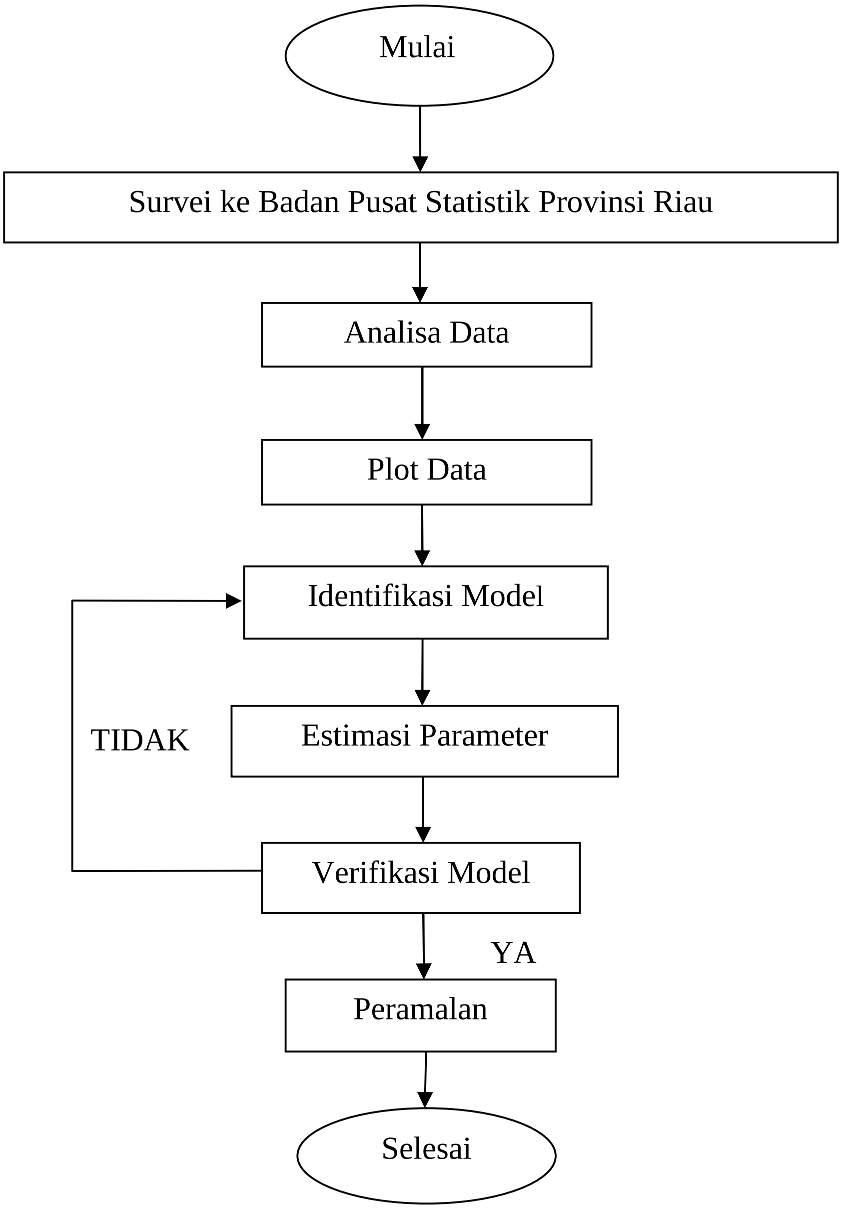
c. Verifikasi Model

Verifikasi model pada tahap ini dilakukan dengan tiga tahap pengujian yaitu uji independensi, kenormalan *residual* dan uji AIC dan SC. Uji independensi *residual* akan dilihat pasangan plot ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan oleh model. Selanjutnya untuk uji kerandoman *residual* akan dibandingkan nilai $P - value$ pada output proses *Ljung-Box-Pierce* dengan level toleransi (α) yang digunakan dalam uji hipotesis. Sedangkan uji kenormalan *residual* yaitu dengan melihat plot histogram *residual* dalam model. Model yang diperoleh lebih dari satu, maka dilakukan uji AIC dan SC.

d. Peramalan

Setelah memperoleh model terbaik pada tahap verifikasi, selanjutnya akan dilakukan peramalan untuk menentukan hasil produksi padi di Kabupaten Kampar pada waktu yang akan datang dengan peramalan pada data *training*, *testing*, peramalan produksi padi dan kebaikan model peramalan.

Langkah-langkah dalam metodologi penelitian di atas dapat dinyatakan dalam flowchart sebagai berikut:



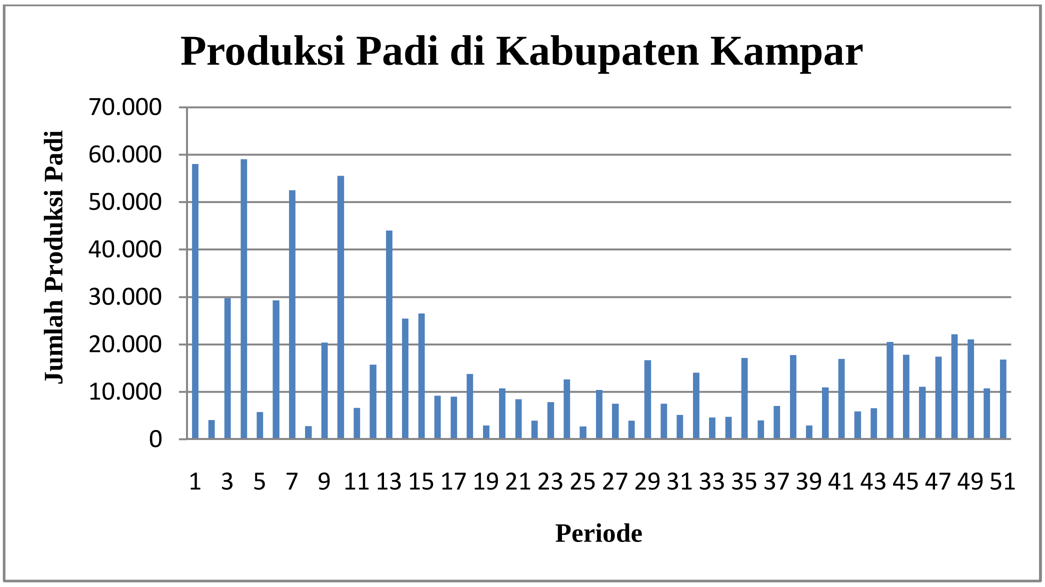
Gambar 3.1. *Flowchart* Metodologi Penelitian

BAB IV

PEMBAHASAN DAN HASIL

4.1 Gambaran Umum Produksi Padi di Kabupaten Kampar

Produksi padi di Kabupaten Kampar pada Tahun 1995-2011 mengalami perubahan setiap tahunnya. Rata-rata tingkat produksi padi di Kabupaten Kampar selama periode perempat bulan dapat digambarkan pada histogram berikut ini:



Gambar 4.1 Histogram Tingkat Produksi Padi di Kabupaten Kampar

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa produksi padi di Kabupaten Kampar setiap tahunnya mengalami perubahan. Produksi padi tertinggi terjadi pada Tahun 1999 yaitu 95.954 ton dan produksi padi terendah terjadi pada Tahun 2003 yaitu sekitar 20.369. Penurunan jumlah produksi padi terjadi karena faktor cuaca, bibit padi dan lahan yang digunakan untuk menanam padi.

Selanjutnya akan disajikan tabel statistik deskriptif berdasarkan data pada Lampiran A untuk melihat nilai minimum, nilai maksimum dan nilai rata-rata produksi padi.

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Produksi Padi di Kabupaten Kampar

Variabel	N	Minimum	Maksimum	Rata-Rata
Produksi Padi	51	2.677	59.058	16.033

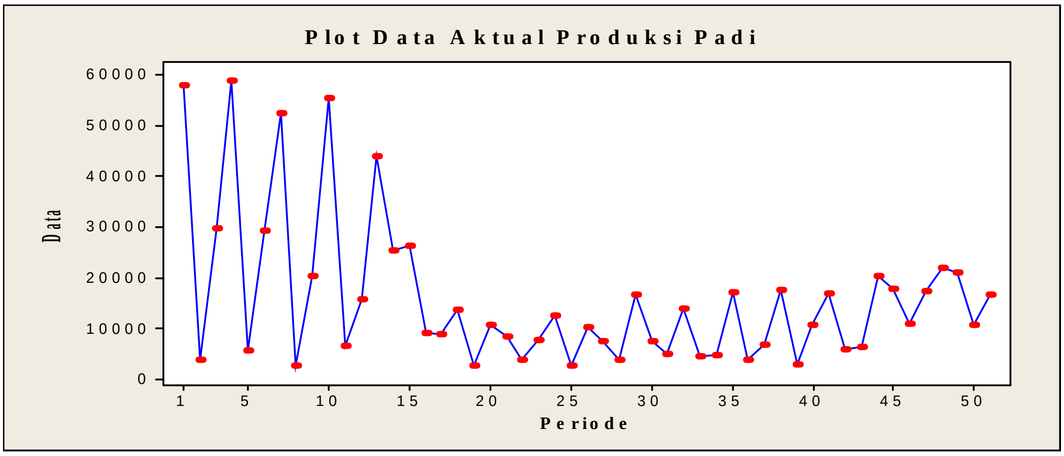
Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata produksi padi di Kabupaten Kampar adalah 16.033 ton, nilai produksi padi minimum 2.677 ton yang terjadi pada periode Januari-April 2003, dan nilai maksimumnya 59.058 yang terjadi pada periode Januari-April 1998. Selanjutnya akan dijelaskan pembentukan model peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar dengan metode Box-Jenkins yang dibuat dengan empat tahap yaitu identifikasi model, estimasi parameter dalam model, verifiksi model dan tahap peramalan.

4.2 Pembentukan Model Peramalan Produksi Padi dengan Metode Box-Jenkins

Pembentukan model peramalan dengan menggunakan metode Box-Jenkins ini ada empat tahap, yaitu:

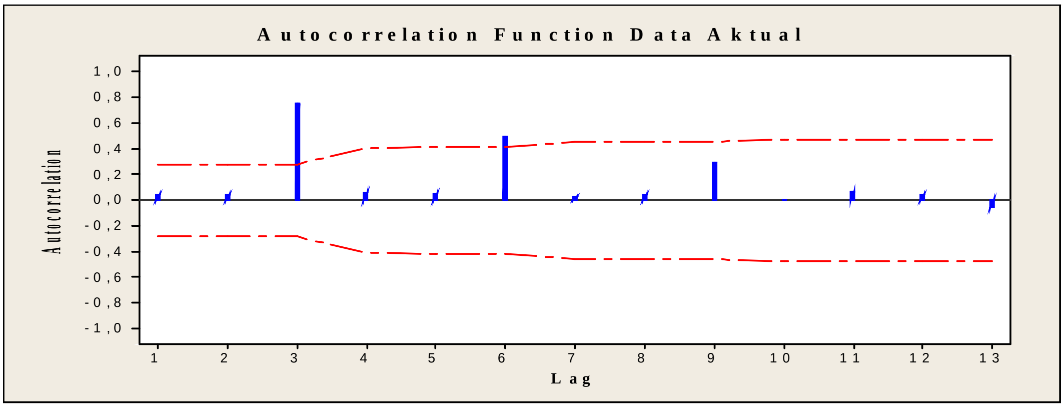
a. Identifikasi Model

Tahap identifikasi model dilakukan untuk melihat kestasioneran pada data dan untuk memilih model sementara yang akan digunakan seperti model AR, MA, ARMA atau ARIMA. Kestasioneran pada data dapat dilakukan dengan plot data aktual, plot pasangan ACF dan PACF dan uji *unit root*. Berikut akan disajikan plot data aktual produksi padi di Kabupaten Kampar sebanyak 51 data dari Tahun 1995-2011.

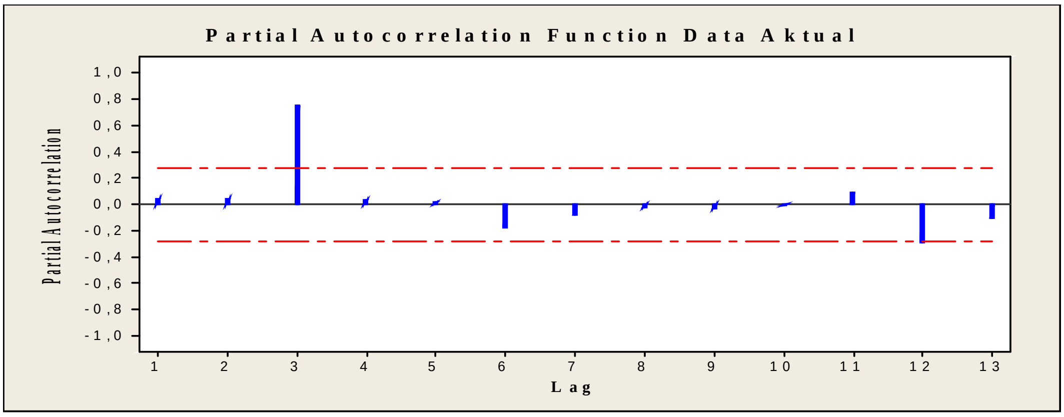


Gambar 4.2 Grafik Tingkat Produksi Padi di Kabupaten Kampar

Berdasarkan plot data aktual pada Gambar 4.2 dapat dilihat secara kasat mata bahwa data cenderung tidak stasioner. Selain itu, dapat juga dilihat plot pasangan ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.3 dan 4.4 berikut ini:



Gambar 4.3 Plot Data Aktual ACF Produksi Padi



Gambar 4.4 Plot Data Aktual PACF Produksi Padi

Data dikatakan stasioner apabila plot data aktual stabil atau rata-rata dan varians selalu konstan sepanjang waktu. Selanjutnya, plot ACF dan PACF turun secara sinus. Grafik ACF pada Gambar 4.3 tidak turun secara sinus dan PACF pada Gambar 4.4 turun secara sinus. Karena grafik ACF tidak turun secara sinus, maka data cenderung tidak stasioner.

Selain dengan melihat plot ACF dan PACF, untuk lebih pastinya bahwa data cenderung tidak stasioner dapat diuji dengan uji statistik berikut yaitu *uji unit root* dengan α yang digunakan 5%:

1. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Uji ADF merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Uji ini membandingkan nilai $P-value$ dengan level toleransi(α) dan nilai mutlak kritik Mackinnon dengan nilai mutlak statistik t pada *output* ADF, dengan hipotesis:

H_0 : Data produksi padi merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data produksi padi tidak *unit root* (data stasioner)

Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel 4.2:

Tabel 4.2 *Output Augmented Dickey Fuller* (ADF)

Augmented Dickey Fuller (ADF)		Statistik *t*	Nilai *p*
		-1,784520	0,3836
Nilai Kritik MacKinnon	1%	-3,574446	
	5%	-2,923780	
	10%	-2,599925	

Nilai $P - value$ pada Tabel 4.2 menunjukkan nilainya lebih besar dari level toleransi ($P - value > \alpha$) yaitu 0,3836 > 0,05 yang berarti terima H_0. Nilai mutlak kritik Mackinnon pada Tabel 4.2 pada tingkat signifikan 0.05 juga lebih besar dari nilai mutlak statistik *t* (nilai mutlak kritik Mackinnon > nilai mutlak dari statistik *t*) yang berarti terima H_0, sehingga data produksi padi cenderung tidak stasioner dalam uji ADF ini.

2. Uji *Phillips-Perron* (PP)

Uji PP juga merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Uji ini juga membandingkan nilai $P - value$ dengan level toleransi(α) dan nilai mutlak kritik Mackinnon dengan nilai mutlak statistik *t* pada *output* PP, dengan hipotesis:

H_0 : Data produksi padi merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data produksi padi tidak *unit root* (data stasioner)

Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel 4.3:

Tabel 4.3 *Output Phillips Perron* (PP)

Phillips Perron (PP)		Statistik t	Nilai p
		-7,323084	0,0000
Nilai Kritik MacKinnon	1%	-3,568308	
	5%	-2,921175	
	10%	-2,598551	

Nilai $P - value$ pada Tabel 4.3 menunjukkan nilainya lebih kecil dari level toleransi ($P - value < \alpha$) yaitu 0,0000 < 0,05 yang berarti H_0 ditolak. Nilai mutlak kritik Mackinnon pada Tabel 4.3 pada tingkat signifikan 0.05 juga lebih kecil dari nilai mutlak statistik t (nilai mutlak kritik Mackinnon < nilai mutlak dari statistik t) yang berarti tolak H_0 terima H_1, sehingga data produksi padi cenderung stasioner dalam uji PP ini.

3. Uji *The Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS)

Uji KPSS juga merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Uji ini hanya membandingkan nilai mutlak kritik MacKinnon dengan nilai mutlak statistik *t* pada output KPSS, dengan hipotesis:

H_0 : Data produksi padi tidak *unit root* (data stasioner)

H_1 : Data produksi padi merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

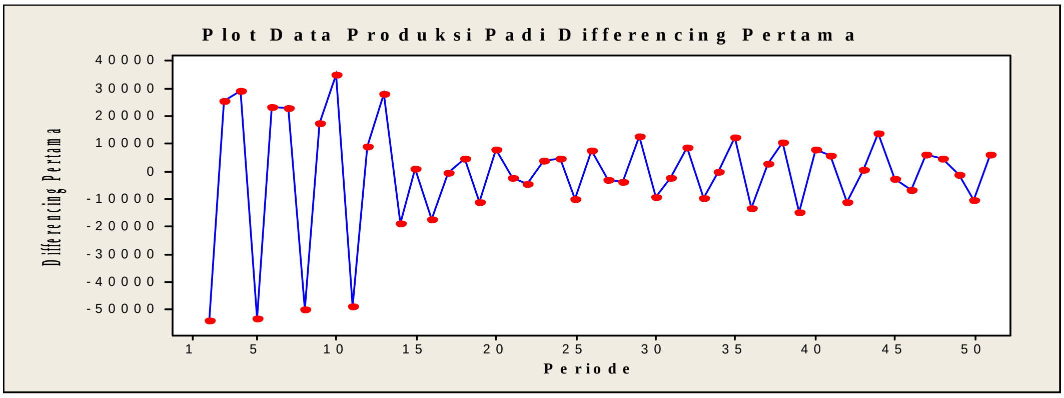
Kriteria penerimaan H_0 jika nilai mutlak kritik Mackinnon > dari nilai mutlak statistik *t.* Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel 4.4:

Tabel 4.4 *Output Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin* (KPSS)

Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)		Statistik t
		0,456222
Nilai Kritik MacKinnon	1%	0,739000
	5%	0,463000
	10%	0,347000

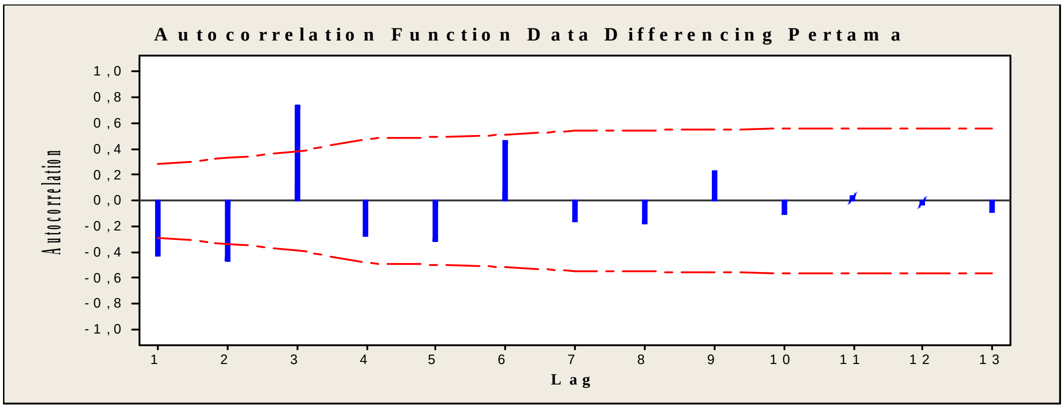
Nilai mutlak kritik Mackinnon pada Tabel 4.4 pada tingkat signifikan 0.05 nilainya lebih besar dari nilai mutlak statistik *t*, yang berarti pada uji ini terima H_0. Karena terima H_0, maka data cenderung stasioner dalam uji KPSS. Uji stasioner melalui uji statistik yang telah dilakukan diperoleh data cenderung tidak stasioner karena ada satu uji yang cenderung tidak stasioner.

Berdasarkan dari uji *unit root*, plot data aktual dan plot ACF dan PACF data produksi padi cenderung tidak stasioner. Selanjutnya untuk menghilangkan ketidakstasioneran pada data dapat dilakukan dengan cara *differencing*. Data hasil *differencing* pertama dapat dilihat pada Lampiran B dan grafiknya pada Gambar 4.5 berikut:

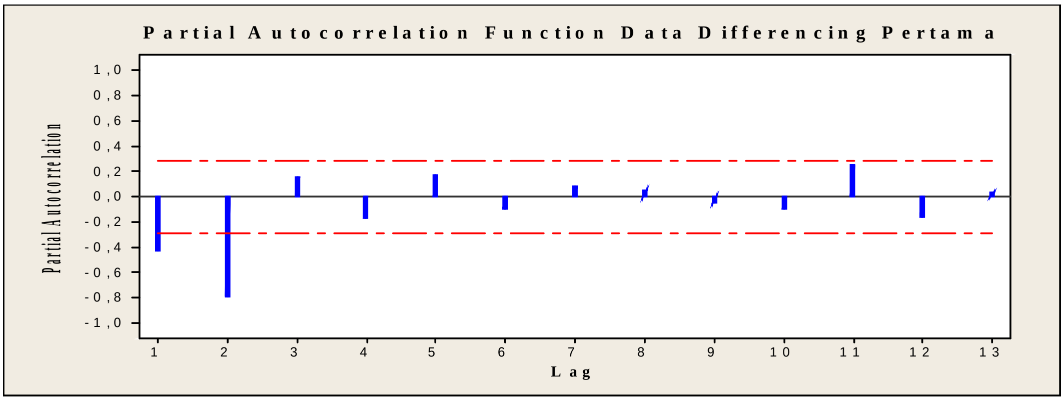


Gambar 4.5 Grafik Data Hasil *Differencing* Pertama

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa data cenderung stasioner, karena data sudah horizontal sepanjang waktu. Namun, untuk lebih jelasnya melihat kestasioneran pada data, dilakukan uji pasangan ACF dan PACF data setelah *differencing* pertama:



Gambar 4.6 Plot ACF Data Hasil *Differencing* Pertama



Gambar 4.7 Plot PACF Data Hasil *Differencing* Pertama

Pasangan ACF dan PACF pada Gambar 4.5 dan 4.7 setelah *differencing* pertama, menunjukkan bahwa data sudah stasioner karena lag-lag ACF dan PACF sudah turun secara sinus. Lebih pastinya untuk mengetahui bahwa data cenderung stasioner, dapat diuji dengan uji statistik yaitu *uji unit root* sebagai berikut:

1. Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Uji ADF merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Uji ini membandingkan nilai $P-value$ dengan level toleransi(α) dan nilai mutlak kritik Mackinnon dengan nilai mutlak statistik *t* pada output ADF, dengan hipotesis:

H_0 : Data produksi padi *diff*.I merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data produksi padi *diff*.I tidak *unit root* (data stasioner)

Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam tabel 4.5:

Tabel 4.5 *Output* ADF *Differencing* Pertama

Augmented Dickey Fuller (ADF)		Statistik *t*	Nilai *p*
		-24,17977	0,0001
Nilai Kritik MacKinnon	1%	-3,574446	
	5%	-2,923780	
	10%	-2,599925	

Nilai $P-value$ pada Tabel 4.5 menunjukkan nilainya lebih kecil dari level toleransi $(P-value < \alpha)$ yaitu 0,0001 < 0,05 berarti H_0 ditolak. Nilai mutlak kritik Mackinnon pada Tabel 4.5 pada tingkat signifikan 0.05 juga lebih kecil dari nilai mutlak statistik *t* (nilai mutlak kritik Mackinnon < nilai mutlak dari statistik *t*) yang berarti tolak H_0 terima H_1, sehingga data produksi padi cenderung stasioner dalam uji ADF ini.

2. Uji *Phillips-Perron* (PP)

Uji PP juga merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data itu stasioner atau nonstasioner. Uji ini juga membandingkan nilai $P-value$ dengan level toleransi(α) dan nilai mutlak kritik Mackinnon dengan nilai mutlak statistik *t* pada *output* PP, dengan hipotesis:

H_0 : Data produksi padi *diff*.I merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

H_1 : Data produksi padi *diff*.I tidak *unit root* (data stasioner)

Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel 4.6:

Tabel 4.6 *Output* PP *Differencing* Pertama

Phillips Perron (PP)		Statistik t	Nilai p
		-23,19938	0,0001
Nilai Kritik MacKinnon	1%	-3,571310	
	5%	-2,922449	
	10%	-2,599224	

Nilai $P - value$ pada Tabel 4.6 menunjukkan nilainya lebih kecil dari level toleransi $P - value < \alpha$ yaitu 0,0001 < 0,05 yang berarti H_0 ditolak. Nilai mutlak kritik MacKinnon pada Tabel 4.6 pada tingkat signifikan 0.05 lebih kecil dari nilai mutlak statistik *t* (nilai mutlak kritik MacKinnon < nilai mutlak dari statistik *t*) yang berarti tolak H_0 terima H_1, sehingga data produksi padi cenderung stasioner dalam uji PP ini.

3. Uji *The Kwiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin* (KPSS)

Uji KPSS juga merupakan salah satu uji untuk menentukan suatu data stasioner atau nonstasioner, dengan hipotesis:

H_o : Data produksi padi tidak *unit root* (data stasioner)

H_1 : Data produksi padi merupakan *unit root* (data tidak stasioner)

Berikut adalah hasil uji stasioner menggunakan uji *unit root* dengan bantuan *software* Eviews yang disajikan dalam Tabel 4.7:

Tabel 4.7 *Output* KPSS *Differencing* Pertama

Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPSS)		Statistik t
		0,230121
Nilai Kritik MacKinnon	1%	0,739000
	5%	0,463000
	10%	0,347000

Nilai mutlak kritik MacKinnon pada Tabel 4.7 pada tingkat signifikan 0.05 lebih besar dari nilai mutlak statistik *t* (nilai mutlak kritik MacKinnon > nilai mutlak dari statistik *t*) yang berarti terima H_0 sehingga data cenderung stasioner dalam uji KPSS ini. Uji stasioner melalui uji statistik yang telah dilakukan diperoleh data cenderung stasioner karena semua uji cenderung stasioner.

Selanjutnya, menentukan model dengan melihat pasangan plot ACF dan PACF. Berdasarkan pasangan grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.6 dan 4.7 kemungkinan ada tiga model sementara yang dapat digunakan untuk data produksi padi diantaranya: grafik ACF yang terpotong pada lag 2 dan PACF terpotong pada lag 2 juga, maka diperoleh model sementara ARIMA(2,1,2), grafik ACF yang terpotong pada lag 2 dan PACF menuju sinus, maka diperoleh model sementara ARIMA(0,1,2), dan grafik PACF yang terpotong pada lag 2 dan ACF menuju sinus, maka diperoleh medel sementara ARIMA(2,1,0).

b. Estimasi Parameter dalam Model

Setelah model sementara diperoleh, tahap selanjutnya adalah mencari estimasi terbaik untuk parameter-parameter dalam model sementara dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. Karena data yang digunakan dalam jumlah banyak, maka untuk mempermudah dalam perhitungan digunakan bantuan *software* minitab. Berikut ini akan disajikan estimasi parameter dalam model:

1. Model ARIMA(2,1,2)

Model ARIMA(2,1,2) merupakan gabungan model AR(2) dan MA(2) setelah *differencing* pertama. Model yang telah diperoleh dicari nilai dari parameter-parameter. Tabel 4.8 berikut merupakan estimasi parameter model ARIMA(2,1,2):

Tabel 4.8 Estimasi Parameter dalam Model ARIMA(2,1,2)

Parameter	Koefisien	P
$\emptyset_1$ atau AR 1	-1,0088	0,000
$\emptyset_2$ atau AR 2	-0,9350	0,000
θ_1 atau MA 1	-0,3828	0,007
θ_2 atau MA 2	0,4063	0,005
Konstanta	-843	0.414

Tabel 4.8 menunjukkan hasil estimasi parameter dalam model ARIMA(2,1,2). Selanjutnya akan dilakukan uji signifikan parameter dalam model dengan menggunakan nilai $P - value$ dibandingkan dengan level toleransi(α)5%. Sebelum dilakukan uji signifikan parameter, maka terlebih dahulu akan dirumuskan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 jika $P - value < \alpha$. Parameter dikatakan signifikan dalam model dengan kriteria penolakan H_0.

1. Uji signifikan parameter AR(1) yaitu $\emptyset_1 = -1{,}0088$

   Hipotesis : H_0 : Parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter AR(1) signifikan dalam model

   Parameter AR(1) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,000 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti $\emptyset_1 = -1{,}0088$ signifikan dalam model.

2. Uji signifikan parameter AR(2) yaitu $\emptyset_2 = -0{,}9350$

   Hipotesis : H_0 : Parameter AR(2) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter AR(2) signifikan dalam model

   Parameter AR(2) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,000 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti $\emptyset_2 = -0{,}9350$ signifikan dalam model.

3. Uji signifikan parameter MA(1) yaitu $\theta_1 = -0{,}3828$

   Hipotesis : H_0 : Parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter MA(1) signifikan dalam model

   Parameter MA(1) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,007, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,007 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti $\theta_1 = -0{,}3828$ signifikan dalam model.

4. Uji signifikan parameter MA(2) yaitu θ_2= 0,4063

Hipotesis : H_0 : Parameter MA(2) tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA(2) signifikan dalam model

Parameter MA(2) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,005, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,005 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti θ_2= 0,4063 signifikan dalam model.

5. Uji signifikan konstanta

Hipotesis : H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,414, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,414 > 0,05. Hal ini berarti konstanta tidak signifikan dalam model karena H_0 diterima, yang berarti konstanta tidak digunakan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari tahap estimasi parameter, maka parameter yang signifikan dalam model ARIMA(2,1,2) yaitu $\emptyset_0 = -1{,}0088$, $\emptyset_2 = -0{,}9350$, $\theta_1 = -0{,}3828$ dan $\theta_2 = -0{,}4063$. Model yang diperoleh dapat dirumuskan:

$$X_t = (1 - 1{,}0088)X_{t-1} + (-0{,}9350 + 1{,}0088)X_{t-2} + 0{,}9350X_{t-3} + a_t + 0{,}3828a_{t-1} - 0{,}4063a_{t-2} \quad (4.1)$$

2. Model ARIMA(2,1,0)

Model ARIMA(2,1,0) merupakan gabungan model AR(2) dan MA(0) yang diperoleh setelah *differencing* pertama. Model yang telah diperoleh dicari nilai dari parameter-parameter. Tabel 4.9 berikut merupakan estimasi parameter model ARIMA(2,1,0):

Tabel 4.9 Estimasi Parameter dalam Model ARIMA(2,1,0)

Parameter	Koefisien	P
$\emptyset_1$ atau AR 1	-0,9102	0,000
$\emptyset_2$ atau AR 2	-0,9889	0,000
Konstanta	-909	0,414

Tabel 4.9 menunjukkan hasil estimasi parameter dalam model ARIMA(2,1,0). Selanjutnya akan dilakukan uji signifikan parameter dalam model dengan menggunakan nilai $P - value$ dibandingkan dengan level toleransi(α)5%. Sebelum dilakukan uji signifikan parameter, maka terlebih dahulu akan dirumuskan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

Kriteria penerimaan H_0 jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 jika $P - value < \alpha$. Parameter dikatakan signifikan dalam model dengan kriteria penolakan H_0.

1. Uji signifikan parameter AR(1) yaitu $\emptyset_1 = -0{,}9102$

   Hipotesis : H_0 : Parameter AR(1) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter AR(1) signifikan dalam model

   Parameter AR(1) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,000 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti $\emptyset_1 = -0{,}9102$ signifikan dalam model.

2. Uji signifikan parameter AR(2) yaitu $\emptyset_2 = -0{,}9889$

   Hipotesis : H_0 : Parameter AR(2) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter AR(2) signifikan dalam model

   Parameter AR(2) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,000 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti $\emptyset_2 = -0{,}9889$ signifikan dalam model.

3. Uji signifikan konstanta

   Hipotesis : H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

   H_1 : Konstanta signifikan dalam model

   Konstanta mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,414, dengan level toleransi 5% berarti $P - value > \alpha$ yaitu 0,414 > 0,05. Hal ini berarti konstanta tidak signifikan dalam model karena H_0 diterima, yang berarti konstanta tidak digunakan dalam model.

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari tahap estimasi parameter, maka parameter yang signifikan dalam model ARIMA(2,1,0) adalah $\emptyset_1 = -0{,}9102$ dan $\emptyset_2 = -0{,}9889$. Model yang diperoleh dapat dirumuskan:

$$X_t = (1 - 0{,}9102)X_{t-1} + (-0{,}9889 + 0{,}9102)X_{t-2} + 0{,}9889X_{t-3} + a_t \tag{4.2}$$

3. Model ARIMA(0,1,2)

Model ARIMA(0,1,2) merupakan gabungan model AR(0) dan MA(2) setelah *differencing* pertama. Model yang telah diperoleh dicari nilai dari parameter-parameter. Tabel 4.10 berikut merupakan estimasi parameter model ARIMA(0,1,2):

Tabel 4.10 Estimasi Parameter dalam Model ARIMA(0,1,2)

Parameter	Koefisien	P
θ_1 atau MA 1	0,0012	0,989
θ_2 atau MA 2	0,9449	0,000
Konstanta	-382,3	0.246

Tabel 4.10 menunjukkan hasil estimasi parameter dalam model ARIMA(0,1,2). Selanjutnya akan dilakukan uji signifikan parameter dalam model dengan menggunakan nilai $P - value$ dibandingkan dengan level toleransi(α)5%. Sebelum dilakukan uji signifikan parameter, maka terlebih dahulu akan dirumuskan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Parameter tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter signifikan dalam model

1. Uji signifikan parameter MA(1) yaitu θ_1= 0,0012

   Hipotesis : H_0 : Parameter MA(1) tidak signifikan dalam model

   H_1 : Parameter MA(1) signifikan dalam model

   Parameter MA(1) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,989, dengan level toleransi 5% berarti $P - value > \alpha$ yaitu 0,989 > 0,05. Hal ini berarti parameter tidak signifikan dalam model karena H_0 diterima, yang berarti θ_1= 0,0012 tidak signifikan dalam model sehingga parameter MA(1) tidak digunakan dalam model.

2. Uji signifikan parameter MA(2) yaitu θ_2= 0,9449

   Hipotesis : H_0 : Parameter MA(2) tidak signifikan dalam model

H_1 : Parameter MA(2) signifikan dalam model

Parameter MA(2) mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,000, dengan level toleransi 5% berarti $P - value < \alpha$ yaitu 0,000 < 0,05. Hal ini berarti parameter signifikan dalam model karena H_0 ditolak, yang berarti θ_2= 0,9449 signifikan dalam model.

3. Uji signifikan konstanta

Hipotesis : H_0 : Konstanta tidak signifikan dalam model

H_1 : Konstanta signifikan dalam model

Konstanta mempunyai nilai $P - value$ sebesar 0,245, dengan level toleransi 5% berarti $P - value > \alpha$ yaitu 0,246 > 0,05. Hal ini berarti konstanta tidak signifikan dalam model karena H_0 diterima, yang berarti konstanta tidak digunakan dalam model.

Hasil yang diperoleh dari tahap estimasi parameter, parameter yang signifikan dalam model ARIMA(0,1,2) adalah θ_2= 0,9449. Model yang diperoleh tanpa menggunakan parameter MA(1) dapat dirumuskan menjadi:

$$X_t = X_{t-1} + a_t - 0{,}9449 a_{t-2} \qquad (4.3)$$

Berdasarkan tahap estimasi parameter, tiga model melalui tahap identifikasi layak digunakan untuk tahap selanjutnya yaitu ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,0) dan ARIMA(0,1,2) tanpa parameter MA(1).

c. Verifikasi Model

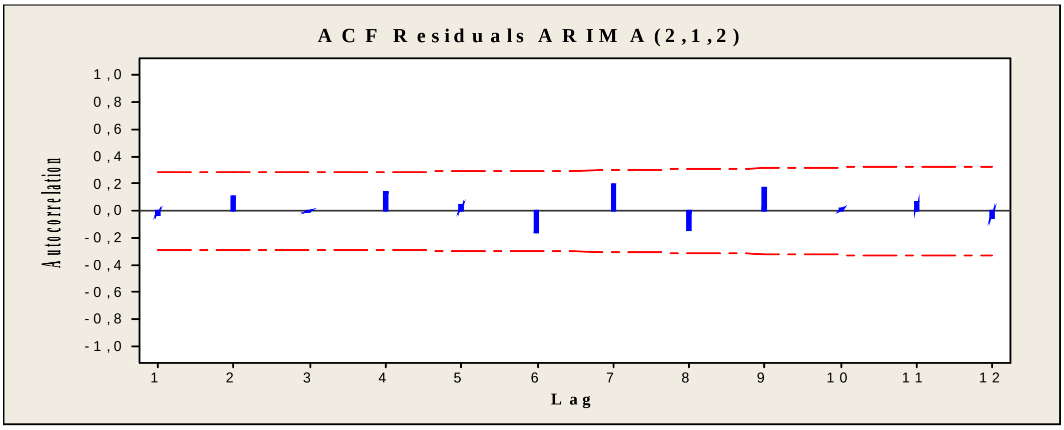
Tahap verifikasi model ini untuk melihat apakah model yang diperoleh dari tahap estimasi sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum, dengan melihat *residual* yang diperoleh dari model. Tahap ini dilakukan dengan dua uji yaitu uji independensi *residual* dan kenormalan *residual*.

1. Uji Indepedensi *Residual*

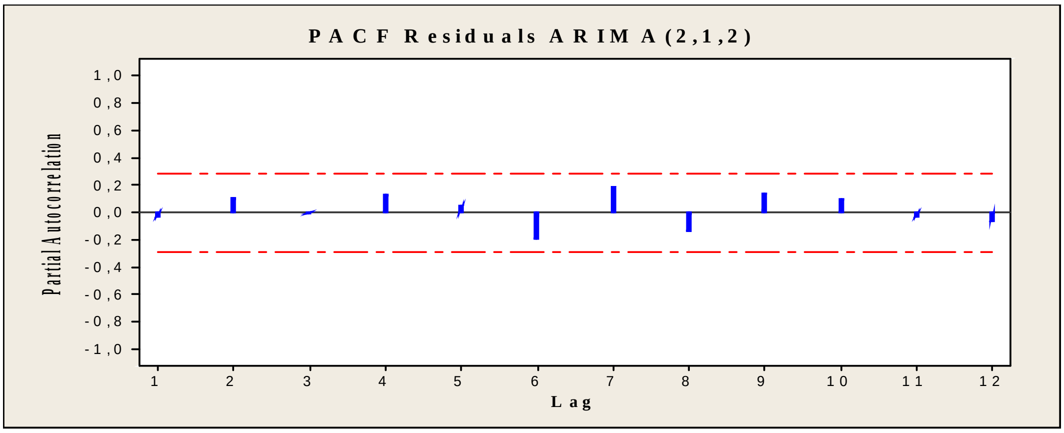
Uji indepedensi *residual* ini dilakukan dengan melihat pasangan plot ACF dan PACF *residual* yang dihasilkan oleh model. Selanjutnya membandingkan nilai *p-value* pada output proses Ljung Box Pierce dengan level toleransi yang digunakan dalam model. Model layak digunakan dalam plot ACF dan PACF *residual*, dengan ciri *residual*nya tidak berkorelasi dan dengan membandingkan $P - value > \alpha$ pada proses LBP. Berikut uji idenpedensi *residual* untuk model ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,0) dan ARIMA(0,1,2) tanpa parameter MA(1):

1. Model ARIMA(2,1,2)

Histogram *residual* model ARIMA(2,1,2) berikut merupakan histogram untuk melihat apakah model ARIMA(2,1,2) layak digunakan atau tidak, dengan melihat *residual* yang diperoleh oleh model. Model layak digunakan apabila lag-lag *residual* ACF dan PACF tidak berkorelasi.



Gambar 4.8 ACF *Residual* Model ARIMA(2,1,2)



Gambar 4.9 PACF *Residual* Model ARIMA(2,1,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.8 dan 4.9 menunjukkan bahwa tidak ada lag-lag yang memotong garis korelasi *residual* atas dan bawah, sehingga dapat disimpulkan *residual* yang dihasilkan dalam model tidak berkorelasi dan model dalam tahap ini layak digunakan. Selanjutnya dalam uji ini membandingkan nilai $P-value$ pada output proses *Ljung Box Pierce* dengan level toleransi 5%, dengan hipotesis berikut:

Hipotesis H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengukuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 yaitu jika $P - value < \alpha$.

Berikut ini hasil *output* proses *Ljung-Box* :

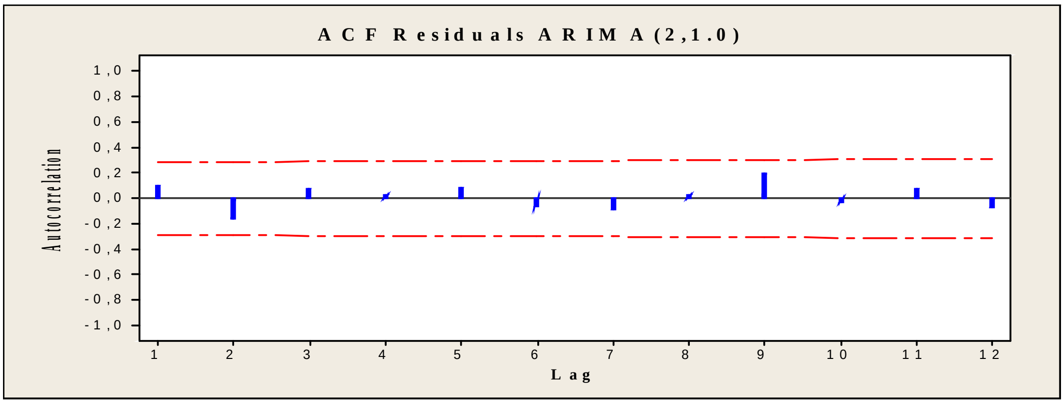
Tabel 4.11 *Output Ljung-Box-Pierce* ARIMA(2,1,2)

Lag	12	24	36	48
P value	0,228	0,221	0,083	0,372

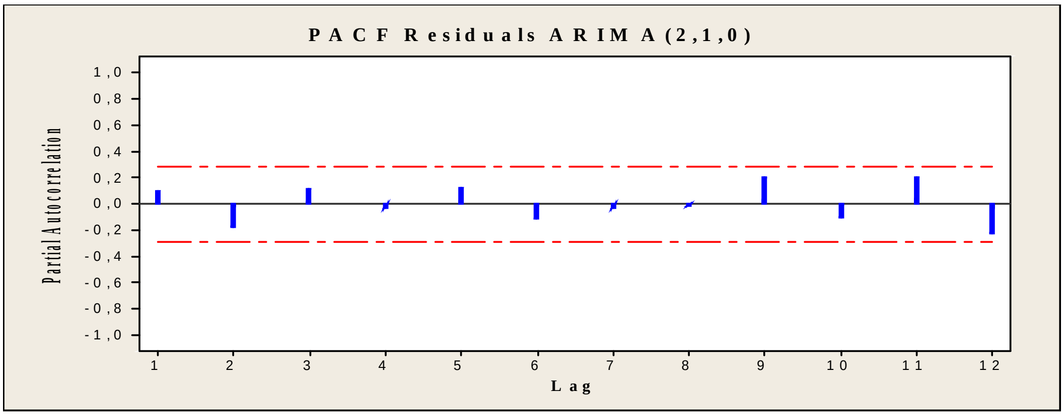
Nilai $P - value$ pada Tabel 4.11 menunjukkan nilainya lebih besar dari level toleransi yaitu $P - value > \alpha$ (0.05). Maka dapat diambil kesimpulan bahwa terima H_0 yang berati *residual* mengikuti proses random.

2. Model ARIMA(2,1,0)

Histogram *residual* model ARIMA(2,1,0) berikut merupakan histogram untuk melihat apakah model ARIMA(2,1,0) layak digunakan atau tidak, dengan melihat *residual* yang diperoleh oleh model. Model layak digunakan apabila lag-lag *residual* ACF dan PACF tidak berkorelasi.



Gambar 4.10 ACF *Residual* Model ARIMA(2,1,0)



Gambar 4.11 PACF *Residual* Model ARIMA(2,1,0)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.10 dan 4.11 menunjukkan bahwa tidak ada lag-lag yang memotong garis korelasi *residual* atas dan bawah, sehingga dapat disimpulkan *residual* yang dihasilkan dalam model tidak berkorelasi dan model dalam tahap ini layak digunakan. Selanjutnya dalam uji ini membandingkan nilai $P-value$ pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan level toleransi 5%, dengan hipotesis berikut:

Hipotesis H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengukuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P-value > \alpha$ dan penolakan H_0 yaitu jika $P-value < \alpha$.

Berikut ini hasil *output* proses *Ljung-Box* :

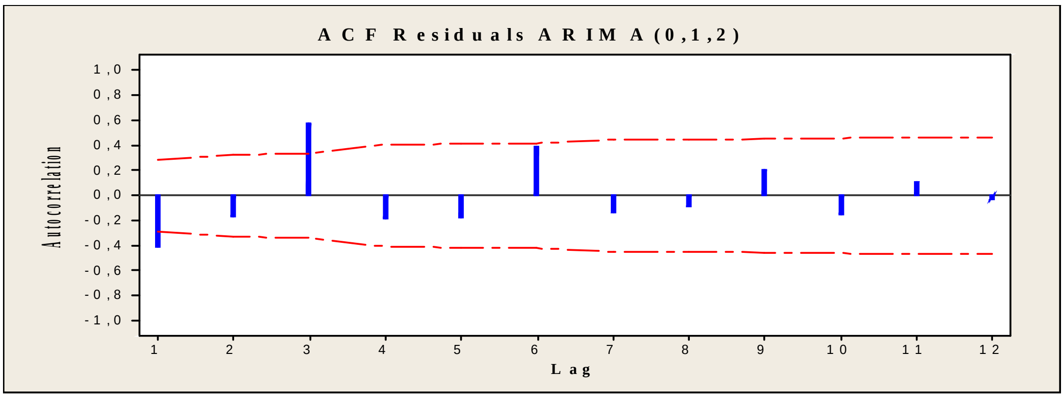
Tabel 4.12 *Output* Proses *Ljung-Box-Pierce* ARIMA(2,1,0)

Lag	12	24	36	48
P value	0,680	0,911	0,580	0,932

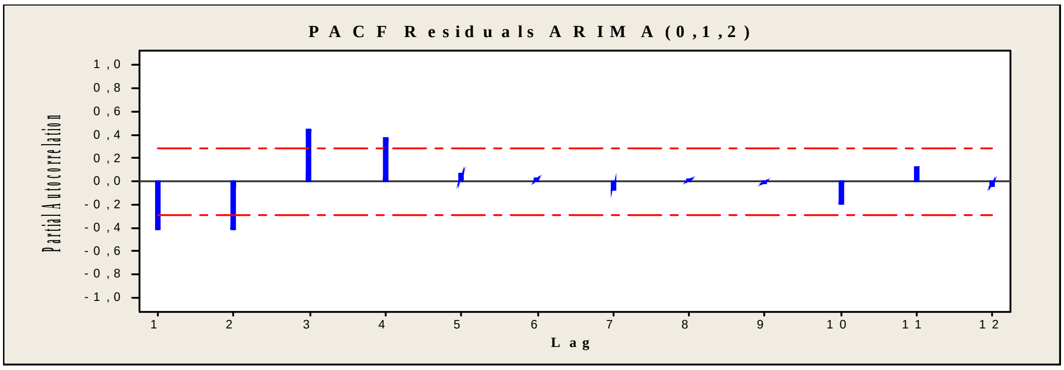
Nilai $P-value$ pada Tabel 4.12 menunjukkan nilainya lebih besar dari level toleransi yaitu $P-value > \alpha$ (0.05). Maka dapat diambil kesimpulan bahwa terima H_0 yang berati *residual* mengikuti proses random.

3. Model ARIMA(0,1,2)

Histogram *residual* model ARIMA(0,1,2) berikut merupakan histogram untuk melihat apakah model ARIMA(0,1,2) layak digunakan atau tidak, dengan melihat *residual* yang diperoleh oleh model. Model layak digunakan apabila lag-lag *residual* ACF dan PACF tidak berkorelasi.



Gambar 4.12 ACF *Residual* Model ARIMA(0,1,2)



Gambar 4.13 PACF *Residual* Model ARIMA(0,1,2)

Grafik ACF dan PACF pada Gambar 4.12 dan 4.13 menunjukkan bahwa ada lag-lag yang memotong garis korelasi *residual* atas dan bawah, sehingga dapat disimpulkan *residual* yang dihasilkan dalam model berkorelasi dan model dalam tahap ini cenderung tidak layak digunakan. Selanjutnya dalam uji ini membandingkan nilai $P - value$ pada *output* proses *Ljung Box Pierce* dengan level toleransi 5%, dengan hipotesis berikut:

Hipotesis H_0 : *Residual* model mengikuti proses random

H_1 : *Residual* model tidak mengukuti proses random

Kriteria penerimaan H_0 yaitu jika $P - value > \alpha$ dan penolakan H_0 yaitu jika $P - value < \alpha$.

Berikut ini hasil proses *Ljung-Box* :

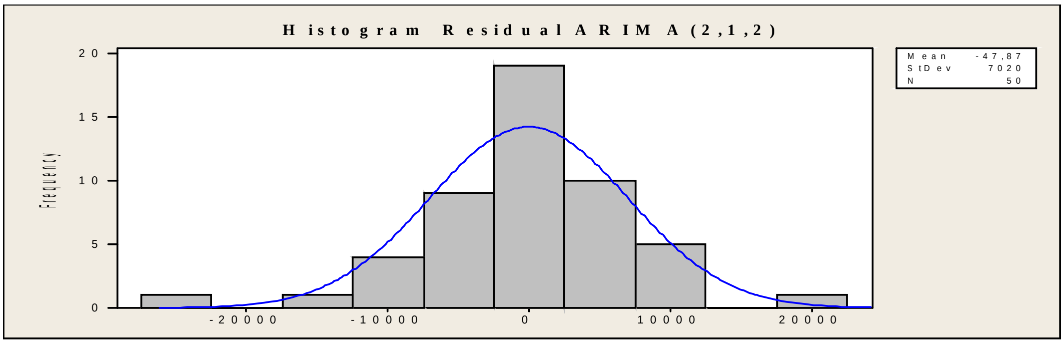
Tabel 4.13 *Output* Proses *Ljung-Box-Pierce*

Lag	12	24	36	48
P value	0,000	0,000	0,000	0,000

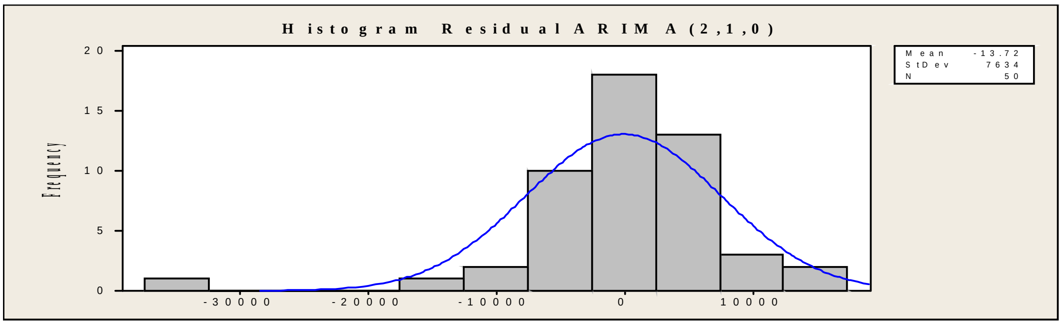
Nilai $P - value$ pada *output* proses *Ljung Box Pierce* pada Tabel 4.13 menunjukkan nilainya lebih kecil dari level toleransi yaitu $P - value < \alpha$ (0.05). Maka dapat diambil kesimpulan bahwa tolak H_0 yang berati *residual* tidak mengikuti proses random sehingga model ARIMA(0,1,2) tidak layak digunakan. Berdasarkan uji idenpedensi *residual*, ada dua model yang layak digunakan dalam tahap uji peramalan berikutnya yaitu ARIMA(2,1,2) dan ARIMA(2,1,0).

2. Uji Kenormalan *Residual*

Uji kenormalan *residual* dapat dilihat dari histogram *residual* yang dihasilkan model. Jika histogram yang dihasilkan telah mengikuti pola kurva normal, maka model layak digunakan. Gambar 4.14 dan 4.15 berikut merupakan histogram *residual* model ARIMA(2,1,2) dan ARIMA(2,1,0) produksi padi.



Gambar 4.14 Histogram *Residual* Model ARIMA(2,1,2)



Gambar 4.15 Histogram *Residual* Model ARIMA(2,1,0)

Gambar 4.14 dan 4.15 menunjukkan histogram *residul* yang dihasilkan model telah mengikuti pola kurva normal. Hal ini berarti asumsi kenormalan terpenuhi. Berdasarkan tahap verifikasi model dengan dua uji yaitu uji idenpedensi *residual* dan kenormalan *residual*, diperoleh bahwa model ARIMA(2,1,2) dan model ARIMA(2,1,0) layak digunakan pada tahap peramalan.

3. Uji AIC dan SC

Selanjutnya karena model yang diperoleh lebih dari dua, untuk memeilih model yang layak digunakan, dilakukan uji AIC dan SC dari kedua model dengan memilih nilai AIC dan SC yang paling kecil.

Tabel 4.14 Nilai AIC dan SIC

Model	AIC	SC
ARIMA(2,1,2)	21.49289	21.60982
ARIMA(2,1,0)	22.15832	22.23629

Berdasarkan *output* yang disajikan dalam Tabel 4.14 dapat dilihat bahwa nilai AIC dan SC pada model ARIMA(2,1,2) lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA(2,1,0), yang berarti model ARIMA(2,1,2) layak digunakan dalam tahap selanjutnya.

d. Tahap Peramalan

Setelah model diperoleh, selanjutnya dilakukan peramalan. Tahap peramalan ini terdiri dari peramalan pada data *training*, *testing* dan peramalan produksi padi untuk enam periode berikutnya. Data *training* dimulai dari bulan Januari 1995 sampai dengan Desember 2009 yang datanya berbentuk satu kali dalam empat bulan berjumlah 45 periode, sedangkan 6 periode dari bulan Januari 2010 sampai Desember 2011 digunakan sebagai data *testing*.

1. Data *Training*

Peramalan pada data *training* dengan menngunakan data aktual sebanya 45 data. Menggunakan Persamaan (4.2) maka diperoleh hasil peramalan data *training* sebagai berikut:

$$\hat{X}_4 = (1-1{,}0088)X_{t-1} + (-0{,}9350+1{,}0088)X_{t-2} + 0{,}9350X_{t-3} + a_t + 0{,}3828a_{t-1} - 0{,}4063a_{t-2}$$

$$= (1-1{,}0088)(29.752) + (-0{,}9350+1{,}0088)(4.023) + (0{,}9350)(58.045) + (0{,}3828)a_3 - (0{,}4063)a_2$$

$$= 57.202$$

$$\hat{X}_5 = (1-1{,}0088)X_4 + (-0{,}9350+1{,}0088)X_3 + (0{,}9350)X_2 + a_t + (0{,}3828)a_{t-1} - (0{,}4063)a_{t-2}$$

$$= 2.925$$

$$\vdots$$

$$\hat{X}_{45} = (1-1{,}0088)X_{44} + (-0{,}9350+1{,}0088)X_{43} + (0{,}9350)X_{42} + a_t + (0{,}3828)a_{t-1} - (0{,}4063)a_{t-2}$$

$$= 10.448$$

Selanjutnya untuk lebih jelasnya perhitungan pada data *training* dapat dilihat pada Lampiran C.

2. Data *Testing*

Peramalan data *testing* merupakan peramalan tanpa menggunakan data aktual. Penulis menggunakan untuk peramalan data testing sebanyak 6 periode dan akan dicari hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan Persamaan (4.2).

$$\hat{X}_{46} = (1 - 1{,}0088)X_{45} + (-0{,}9350 + 1{,}0088)X_{44} + (0{,}9350)X_{43} + a_t + (0{,}3828)a_{t-1} - (0{,}4063)a_{t-2}$$

$$= 4.585$$

$$\hat{X}_{47} = (1 - 1{,}0088)X_{46} + (-0{,}9350 + 1{,}0088)X_{45} + (0{,}9350)X_{44} + a_t + (0{,}3828)a_{t-1} - (0{,}4063)a_{t-2}$$

$$= 16.135$$

⋮

$$\hat{X}_{51} = (1 - 1{,}0088)X_{50} + (-0{,}9350 + 1{,}0088)X_{49} + (0{,}9350)X_{48} + a_t + (0{,}3828)a_{t-1} - (0{,}4063)a_{t-2}$$

$$= 13.701$$

Selanjutnya lebih jelas hasil perhitungan data testing dapat dilihat pada tabel 4.15 berikut:

Tabel 4.15 Hasil Peramalan Testing Produksi Padi di Kabupaten Kampar

No	Periode	Produksi Padi
1	Januari-April 2010	4.585
2	Mei-Agustus 2010	16.135
3	September-Desember 2010	15.717
4	Januari-April 2011	4.065
5	Mei-Agustus 2011	15.064
6	September-Desember 2011	13.701

3. Peramalan

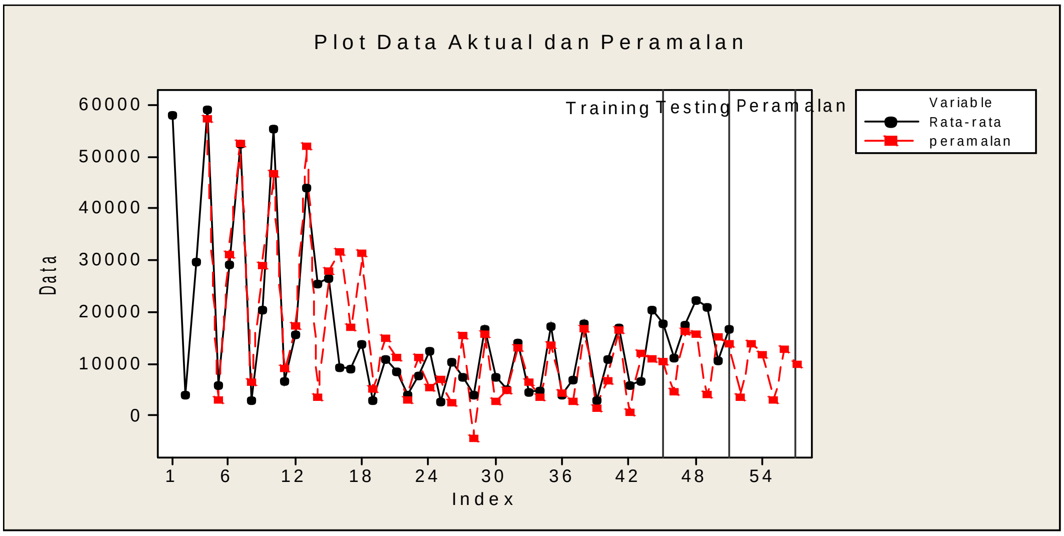
Setelah peramalan data *training* dan *testing* diperoleh, selanjutnya dicari peramalan untuk musim berikutnya.

Tabel 4.16 Hasil Peramalan Produksi Padi di Kabupaten Kampar

No	Periode	Produksi Padi
1	Januari-April 2012	3.526
2	Mei-Agustus 2012	13.919
3	September-Desember 2012	11.778

No	Periode	Produksi Padi
4	Januari-April 2013	2.961
5	Mei-Agustus 2013	12.711
6	September-Desember 2013	9.943

Selanjutnya data aktual, data *training*, data *testing* dan data hasil peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar dapat disajikan pada Gambar 4.16 berikut:



Gambar 4.16 Peramalan *Training*, *Testing* dan Peramalan

Gambar 4.16 terlihat bahwa untuk data *training* nilai ramalannya mendekati data aktualnya, hal ini disebabkan karena data yang digunakan dalam peramalan data *training* masih menggunakan unsur data aktual. Sedangkan untuk data *testing* hasil ramalannya kurang mendekati data aktualnya, hal ini disebabkan karena data yang digunakan dalam peramalan data *testing* bukan data aktual, tetapi menggunakan hasil dari peramalan data *training*. Hasil peramalan untuk tahun 2012 sampai 2013 mengalami turun naik setiap periodenya.

4. Kebaikan Model Peramalan

Nilai R^2 digunakan untuk menilai baik atau buruknya kecocokan model yang digunakan dengan data, atau menggambarkan berapa persen model tersebut dapat menggambarkan data aktual. R^2 yang diperoleh adalah 0,908 atau 90,8% yang berarti 90,8% model ARIMA(2,1,2) sesuai untuk peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar.

BAB V
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada Bab IV sebelumnya yaitu analisa dan tahap dalam pembentukan model peramalan, dapat disimpulkan sebagai berikut:

a. Model yang sesuai untuk produksi padi di Kabupaten Kampar yang diperoleh dari tahap verifikasi model yaitu melalui uji kelayakan model AIC dan SC, diperoleh model ARIMA(2,1,2) dengan persamaan sebagai berikut:

$$X_t = (1 - \emptyset_1)X_{t-1} + (-\emptyset_2 + \emptyset_1)X_{t-2} + \emptyset_2 X_{t-3} + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

b. Hasil peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar selama 6 periode dari Tahun 2012-2013 adalah sebagai berikut:

Tabel 5.1 Hasil Peramalan Produksi Padi dari Tahun 2012-2013

No	Periode	Produksi Padi
1	Januari-April 2012	3.526
2	Mei-Agustus 2012	13.919
3	September-Desember 2012	11.778
4	Januari-April 2013	2.961
5	Mei-Agustus 2013	12.711
6	September-Desember 2013	9.943

Berdasarkan Tabel 5.1 terlihat bahwa peramalan produksi padi dari tahun 2012-2013 dengan menggunakan model ARIMA(2,1,2) mengalami turun naik setiap periodenya. Nilai R^2 yang diperoleh adalah 0,908 atau 90,8% yang berarti 90.8% model tersebut sesuai untuk peramalan produksi padi di Kabupaten Kampar.

5.2 Saran

Tugas akhir ini menjelaskan produksi padi di Kabupaten Kampar dengan menggunakan metode Box Jenkins. Bagi para pembaca yang berminat diharapkan dapat menggunakan model ini untuk meramalkan produksi padi pada setiap periode dalam Provinsi dan disarankan juga dalam peramalan gunakan data yang banyak agar *error* dalam peramalan kecil dan hasil dalam peramalan lebih akurat. Bagi Badan Pusat Statistik dengan adanya peramalan pada waktu yang akan datang yang hasil peramalannya turun naik setiap periodenya, dapat memberikan suatu rencana untuk masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

Badan Pusat Statistik Provinsi Riau. *Statistik Padi dan Palawija.* Penerbit Badan Pusat Statistik, Riau. 2010.

Effendi, R. "Analisa Runtun Waktu". Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. 2010.

HR, Sugeng. *Bercocok Tanam Padi*. Penerbit Aneka Ilmu, Semarang. 1992.

Iriawan, Nur. *Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14.* Penerbit ANDI, Yogyakarta. 2006.

Istiqomah. "Aplikasi Model ARIMA untuk *Forecasting* Produksi Gula pada PT. Perkebunan Nusantara IX (Persero)". *Tugas Akhir Mahasiswa UNNES*. 2006.

Makridarkis. Spyros dkk. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Edisi ke-2, Penerbit Erlangga, Jakarta. 1999.

Nachrowi, Djalal, Nachrowi Phd. dan Usman, M.si, Hardius. *Teknik Pengambilan Keputusan*. Penerbit Pt. Gramedia Widiasarana Indonesia, Jakarta. 2004.

Pribadi, Punk. Wuwungan. Dan Nasha. *Mengenal Tanaman Padi*. Penerbit Pt Tiga Empat, Surakarta. 1993.

Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan, 2006. "Tanaman Padi" http://www.latarbelakangtanamanpadi.net, diakses tanggal 5 April 2012.

R. Ajija Shochrul, dkk. *Cara Cerdas Menguasai Eviews*. Salemba Empat. Jakarta. 2011.

Rahayu, Sri. "Prediksi Produksi Jagung di Jawa Tengah dengan ARIMA dan Bootstrap". *Tugas Akhir Mahasiswa UNDIP Semarang*. 2006.

Saleh, Samsubar. *Statistik Deskriptif*. Penerbit UUP AMP YKPN, Yogyakarta. 2004.

Santoso, Singgih. *Business Forecasting*. Penerbit-Elex Media Komputindo, Jakarta. 2009.

Sembiring, R.K. *Analisis Regresi*. Penerbit ITB Bandung, Bandung. 1995.

Subagyo, DRS. Pengestu. *Forecasting Konsep dan Aplikasi*. Penerbit BPFE, Yogyakarta. 1986.

Widarjono, Agus. *Ekonometrika Pengantar dan Aplikasinya*. Penerbit Ekonisia, Yogyakarta. 2009.

Zivot, E dan Wang, J. *Modelling Financial Times Series with S-PLUS.* Edisi kedua. 2005